



doi:10.3969/j.issn.1006-9852.2025.07.003

• 特约综述 •

机器学习在疼痛医学领域的应用现状和展望 *

范盛宇^{1,2#} 李 康^{1#} 夏 煜^{1,3} 同思齐^{1,3} 孙 杰¹ 李水清^{1△}

(¹ 北京大学第三医院疼痛医学中心, 北京 100191; ² 北京大学医学部² 医学技术研究院; ³ 基础医学院, 北京 100191)

摘 要 机器学习是一种通过对大量数据进行分析 and 模式识别来建立模型, 实现数据分类、整合、评估和预测等功能的强大工具。机器学习在疼痛医学领域的应用展现出巨大的潜力, 其与神经影像学等技术的结合为疼痛的客观评估和个体化治疗开拓了新的思路, 并为理解疼痛的神经机制提供了更深入的见解。然而, 目前已有的机器学习在疼痛医学领域的研究方向繁多, 彼此间缺少关联性, 缺乏对该领域研究的系统性总结, 导致相关研究者和临床医师对此仍缺乏全面认识。本文旨在系统性回顾机器学习在疼痛医学领域的应用, 并讨论当下的挑战和未来发展前景, 为相关研究者和临床医师提供系统性认识, 也为未来机器学习在疼痛医学领域的进一步探索和研究奠定理论基础。

关键词 机器学习; 疼痛医学; 慢性疼痛; 神经影像学

Applications and advances of machine learning in pain medicine *

FAN Sheng-yu^{1,2#}, LI Geng^{1#}, XIA Yu^{1,3}, TONG Si-qi^{1,3}, SUN Jie¹, LI Shui-qing^{1△}

(¹ Pain Medicine Center, Peking University Third Hospital, Beijing 100191, China; ² Institute of Medical Technology, ³ School of Basic Medical Sciences, Peking University Health Science Center, Beijing 100191, China)

Abstract Machine learning has emerged as a potent technique for constructing models through the analysis of extensive datasets, facilitating tasks such as data classification, integration, assessment, and forecasting. Its application within pain medicine has demonstrated significant promise, particularly when combined with neuroimaging techniques. These advancements have paved the way for novel methodologies in the objective quantifying pain, personalizing treatment strategies, enhancing our understanding of the neurobiological underpinnings of pain. Despite the growing body of this field, there is a notable absence of interconnectedness among studies and a deficiency in comprehensive syntheses of the literature, which has resulted in a fragmented understanding among the scientific and clinical communities. This review synthesizes the current state of machine learning applications in pain medicine, addresses the prevailing challenges, and explores future directions, aiming to provide a structured overview for researchers and clinicians, and to lay the groundwork for continued investigation and advancement of machine learning techniques in the field.

Keywords machine learning; pain medicine; chronic pain; neuroimaging

疼痛是一种与实际或潜在的组织损伤相关的不愉快感觉和情感体验, 或与此相似的经历^[1]。作为一种主观体验, 疼痛的分类主要依赖于自我描述和量表评估, 无法直接测量或量化, 缺乏客观的诊断和评价标准。因此, 在疼痛诊疗中, 医患之间、不同医师之间、不同病人之间对疼痛评估和理解差异性较大, 进而导致疼痛疾病的诊断、治疗和预防难

以标准化, 该问题已成为目前临床实践中的“痛点”。机器学习是指通过对大量数据的分析和模式识别来建立模型, 将构建的模型拟合到数据或信息分组的过程, 其本质是通过机器计算来模拟人类的模式识别能力, 并依赖数据集进行训练以生成模型, 以实现数据的分类、整合、评估和预测等功能。在生物学领域, 机器学习的应用已有数十年历史, 几乎涵

* 基金项目: 国家重点研发计划 (2023YFC2506801); 国家自然科学基金 (82201644)

共同第一作者

△ 通信作者 李水清 shuiqingli1101@bjmu.edu.cn

盖了生物学的各个领域^[2]。近年来的研究表明,机器学习算法可以从多个领域和不同维度应用于疼痛医学。通过对疼痛病人临床数据进行分类和回归,可实现疼痛表型分类,并对其程度进行预测^[3]。结合神经影像学等技术,可深入探寻疼痛的神经机制并寻找可能的疼痛生物标志物。此外,机器学习在临床上有助于识别有效的治疗方法,制订个性化的疼痛管理策略^[4]。随着机器学习技术的发展,有望利用客观的机器学习结果取代差异性较大的临床经验总结,进一步识别疼痛、评估疼痛、理解疼痛,优化诊疗流程,使疼痛诊疗工作标准化。尽管目前疼痛医学领域内关于机器学习的研究成果颇丰,但这些研究主题分散,相互之间缺乏紧密联系,且尚未有对这一领域研究的全面梳理。这导致相关研究人员和临床工作者对机器学习在疼痛医学中的应用理解不够同步与深入,致使研究者难以进行更具创

新性和临床可行性的研究,而医师难以选择合适的机器学习技术应用于临床实现转化。鉴于此,本文旨在对机器学习在疼痛医学领域的应用情况进行综合性回顾,分析其在临床实践中所面临的挑战,并展望该技术在未来的发展趋势,为进一步深入研究机器学习在疼痛医学中的应用奠定理论基石。

一、机器学习在疼痛医学应用现状

1. 各类机器学习算法在疼痛研究中的应用

生物信息学和机器学习算法的发展,为疼痛的诊断和治疗提供了新的思路、方法和工具。机器学习的算法主要包含分类算法、回归算法、聚类算法等,目前三种方法在疼痛医学研究领域均有运用,各有其优势和特点^[5]。三种方法的应用示意图及比较见图1、表1。

(1) 分类算法:机器学习分类算法将一系列数据点分配到若干个离散类别之中。在疼痛医学中,

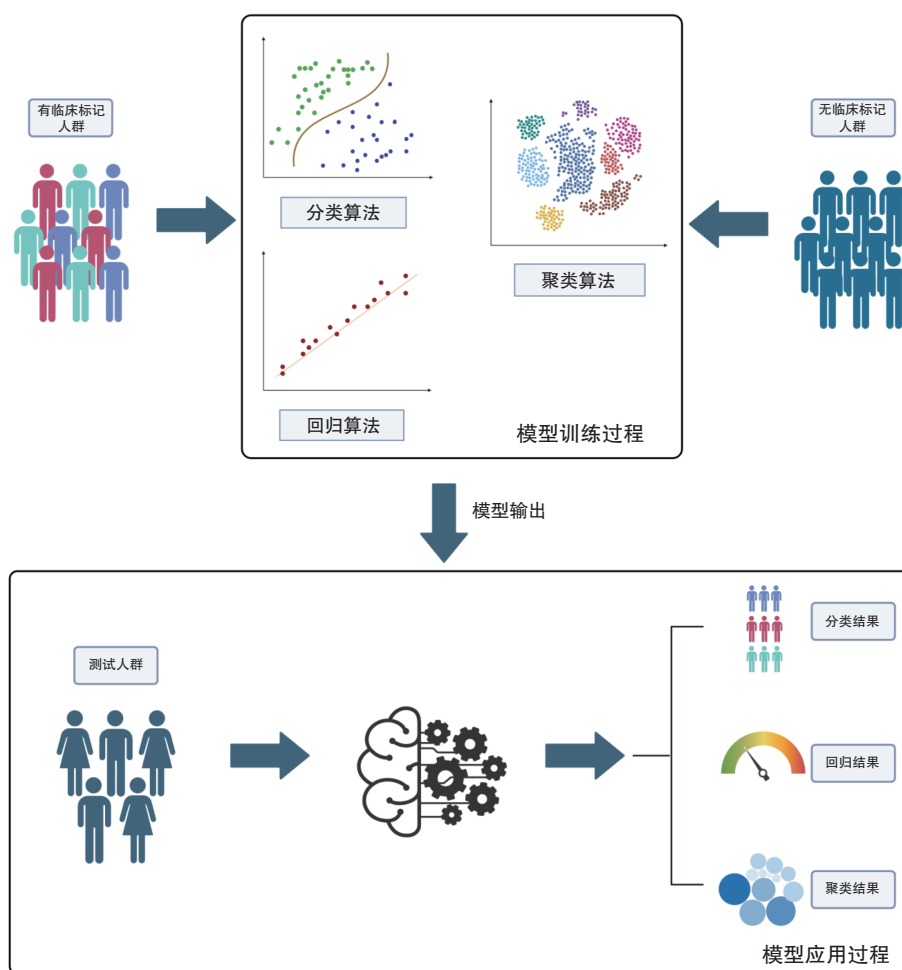


图1 模型训练过程

将有临床标记的人群数据输入到分类,回归算法中构建模型,对于无临床标记人群,无需确定的标签,可直接利用聚类算法构建模型。临床标记指对于某个训练数据中的个体已经确定的类别或评分标签。模型应用过程:对于新的人群利用训练完毕的模型完成分类、回归、聚类任务。

表 1 分类算法、回归算法、聚类算法的比较

方法	类型	具体算法举例	主要任务	疼痛学应用场景	优缺点
分类	监督学习	支持向量机 朴素贝叶斯 决策树	预测类别 (离散标签)	疼痛类型分类, 疼痛程度分类, 病人对治疗反应性分类	优点: 准确分类, 适用于离散问题 缺点: 对特征选择及不平衡数据敏感
回归	监督学习	线性回归 LASSO 回归 多项式回归	预测连续变量	预测疼痛强度评分, 疼痛管理效 果的量化评估	优点: 适合处理连续数据 缺点: 假设线性关系, 可能对异常值 敏感
聚类	无监督学习	K-Means 聚类 层次聚类 均值偏移聚类	自动分组, 发现数 据中的模式	按疼痛症状、治疗反应等多特征 对无标签病人分组, 识别相似的 疼痛症状群体	优点: 无需标签, 发现潜在的模式和 数据结构 缺点: 结果解释难度较大

分类算法被广泛应用于疼痛的不同亚组分类、疼痛类型和程度的预测。基于传感器采集的行为数据（如每日步数），可以在可接受的准确度下预测疼痛的强度，从而筛选出慢性疼痛病人。功能磁共振成像的影像学数据也被用于构建区分健康人群与慢性疼痛人群的分类模型。此外，分类算法在神经病理性疼痛、伤害感受性疼痛和中枢可塑性疼痛等不同类型的疼痛分类中起到了重要作用，帮助临床医师更精准地识别疼痛类型，制订个性化治疗方案。在急性疼痛管理中，分类算法同样得到应用。研究表明，机器学习可以预测哪些病人更有可能遭受中、重度急性术后疼痛，帮助医师更有针对性地进行手术期镇痛治疗^[6]。

（2）回归算法：与分类算法不同，机器学习回归算法输出的是连续值的集合，这意味着可以对疼痛强度等数值进行精确预测。回归算法在疼痛医学中的典型应用是疼痛强度的预测。例如，通过识别脑电图低频振荡异常状态和生物电位特征模式，回归算法可以有效预测疼痛强度^[7,8]。此外，一项基于递归神经网络回归算法的研究，通过肩痛表情数据库提出了一种高效的实时自动疼痛强度估算模型^[9]。将生物传感器与机器学习算法结合，研究人员开发了能够在自然场环境中实时检测急性疼痛的算法，这对急性疼痛的实时监测和治疗具有重要意义^[10,11]。回归算法同样适用于慢性疼痛的预测。在慢性疼痛病人中，回归算法能够帮助预测病人在使用局部镇痛药后的治疗效果，从而支持个性化治疗方案的选择，帮助临床医师及时调整方案。此外，回归算法也被应用于评估情绪、身体感觉等因素在慢性疼痛中的作用，为疼痛的治疗决策提供依据^[12,13]。

（3）聚类算法：聚类算法在无监督机器学习中应用广泛。所谓监督学习是指将模型拟合到已有标签的数据上，可以判断训练集在通过模型计算后的预测值是否符合实际数据标签，无监督学习则是指原始数据缺少特定的标签，因而此类数据更适合利

用聚类算法来预测具有相似数据点的分组。通过机器学习聚类算法，研究人员可将无标签病人按不同的因素分为不同亚组，从而进一步发掘各亚组的独特机制，优化有针对性的治疗决策，探究各因素在聚类中的作用与影响，有助于分析病人群体的异质性^[14,15]。

2. 机器学习在神经影像学疼痛研究中的应用

神经影像学的发展促进了人们对疼痛形成过程的理解。现已发现，人类各种大脑区域，包括导水管周围灰质、前扣带回皮质和前额叶皮质，均与疼痛调节机制有关。从病生理机制的角度，研究人员已经利用基于神经影像学的分析方法确认了多个对疼痛感知至关重要的脑区及其在疼痛状态下的特征^[16-18]。例如，将机器学习和神经影像学的方法结合运用，利用人类脑成像来诊断与疼痛相关的脑部疾病，并用机器学习开发出一系列预测模型。这些模型通过分析结构性磁共振成像、功能磁共振成像及脑电图等多种类型的数据，揭示了与疼痛相关的大脑活动模式，为理解和治疗慢性疼痛提供了新的视角^[19]。研究表明，使用脑成像数据和机器学习算法对慢性疼痛病人和健康对照组进行筛选分类的准确率达到70%~92%^[20]。功能性近红外光谱数据与机器学习算法相结合，在识别不同类型的疼痛方面取得了94.17%的准确率^[5]。这些研究成果意味着，通过利用具有成本效益和非侵入性的检查技术，如脑电图、神经成像检查等，辅以前进的机器学习算法分析所得的数据，将有机会更经济无害地理解和识别与慢性疼痛的处理和感知相关的特定神经机制^[21]。利用多模态神经影像学数据，结合机器学习技术还可以建立预测临床疼痛状态和强度的模型。这是通过综合分析初级感觉皮质功能连接性、高频率范围的心率变异性、局部脑血流量等数据，分类不同的疼痛状态，较准确地预测得到疼痛强度^[22]。

3. 机器学习在疼痛生物标志物研究中的应用

疼痛生物标志物可为临床医师提供一种客观、



量化的方法来评估病人的疼痛状态，这在很大程度上减少了主观因素带来的不准确性^[23,24]。早期研究关注于通过机器学习分析特定的基因或蛋白质表达水平来识别疼痛相关生物标志物。此外，通过颅内神经生物标志物可对慢性疼痛状态进行预测，利用眶额皮质信号构建的机器学习模型成功地从神经活动中高灵敏地预测了个体内部的慢性疼痛严重程度评分^[25]。基因组学角度，机器学习可用于疼痛基因筛查和选择，识别效应位点。已有研究人员利用机器学习的方法，基于全脑功能连接的功能磁共振成像特征，开发了一个持续性疼痛特征 (tonic pain signature, ToPS) 模型，用于跟踪实验诱导的持续性疼痛强度。该模型能够高度预测疼痛评分的动态变化和亚急性、慢性腰痛的总体疼痛严重程度，确定了一种可用于临床实践的持续性疼痛大脑生物标志物^[10]。

二、困难与挑战

机器学习在疼痛医学研究中的应用展现出了巨大的潜力，但也面临着诸多困难和挑战。目前尚客观存在的问题既有技术层面的，也有实践层面的。

1. 数据的质量与数量

机器学习模型的性能高度依赖于高质量和大规模的数据，然而在疼痛医学的研究中，数据稀缺性与数据异质性是存在客观局限的。疼痛数据往往来自不同的来源，如临床的文本数据、影像学数据、波形数据、生物组学数据等。这些数据的格式、尺度和噪音水平各不相同，增加了数据整合和处理的难度。不同来源的数据需要标准化和清洗，以确保机器学习模型能够处理和利用这些信息。但这也导致了处理后的数据存在损失，造成了可利用数据的稀缺性。此外，机器学习在医疗领域的应用面临着一系列隐私问题。医疗数据由于涉及病人的个人健康信息，其敏感性使得数据保护成为机器学习应用的一个重要因素。病人数据匿名化处理可有效保护病人隐私，联邦学习作为一种新兴的机器学习方法，能够在保证数据隐私的前提下共享和利用多机构的数据进行模型训练。未来，采用联邦学习等相关隐私保护与数据安全型算法也是可能的解决方案之一。

2. 特征的选择与解释

从海量的生物数据中提取出与疼痛相关的目标特征是一个复杂过程，需要包括疼痛医学、生物信息学、神经影像学等多学科在内的专业知识和大量的实验验证。颅脑影像数据和神经影像数据通常具有高维度特性，这种高维特性增加了模型训练的复杂性，需要有效的降维简化和特征选择技术^[26]。

3. 模型的解释性

目前许多前沿的机器学习模型（如深度学习网络）尽管能够实现高度精确的预测，但它们的内部机制较为复杂，这使得模型的决策过程难以被简明地解释，而医师在临床应用中需要理解和信任模型的预测结果。模型的黑箱特性使得其在临床中的应用受到限制，需要发展更具可解释性的模型和方法。已有多个研究探寻了一些解决方案，使机器学习的“黑箱不黑”，提高个体预测的透明度，可解释性人工智能的发展通过代表性实例的解释，从而推动机器学习模型在实际应用中的采用和信任^[27]。

4. 临床应用与验证

将机器学习技术应用于疼痛标志物的识别与分析，旨在为疼痛疾病的临床诊断和治疗提供更为精准的支持。然而，从实验室到临床的实际应用，仍需跨越重重障碍。首先，数据临床化具有多样性与复杂性，机器学习模型不仅需要在广泛的数据集上进行训练，以增强其泛化能力，还需要通过持续的临床验证，确保在真实临床场景中的稳定性和准确性。其次，疼痛从定义上讲仍是一种主观体验，其表达方式因人而异，如何将机器学习预测的客观指标与病人的主观感受相融合，形成全面的评估体系，是一项亟待解决的挑战。

5. 假阴性问题与伦理风险

当机器学习模型错误地将疼痛病人判定为无疼痛时，即发生了假阴性问题，这可能导致病人延误治疗，甚至遭受不必要的痛苦，对病人健康造成严重影响。机器学习模型在处理病人疼痛的主观性时可能遇到困难，尤其是当模型过于依赖客观生理指标，而忽视了病人报告的主观疼痛体验。此外，构建模型出现的偏差在一定程度上可能会导致一些伦理风险，数据偏见是不可忽视的重要问题。为此，开发更具解释性的机器学习模型，使临床医师能够理解模型的决策逻辑，增强对模型预测的信任是必要的。同时，通过严格的临床试验和长期随访，持续验证模型的准确性和可靠性^[28]，是接下来尽可能避免假阴性问题与伦理风险的关键所在。

三、发展与前景

随着机器学习技术的飞速发展，医学领域，尤其是疼痛研究，正迎来一场前所未有的革命。我们认为，开发更为精准，高效的机器学习模型，联系疼痛的临床实际，推进模型的应用与转化，是未来机器学习在疼痛医学发展的重点，具体可以表现在以下几点。



1. 非侵入性疼痛监测

机器学习已被证明可以通过各种传感器和数据转化技术进行某些生理指标的监测,改善疾病的诊断和管理。在疼痛医学领域,利用机器学习模型从心率变异性、皮肤电导反应、呼吸频率等生理信号中提取特征,可以识别疼痛模式。通过计算机视觉技术分析面部表情变化,识别疼痛迹象。疼痛监测设备的智能化、便携化是一大发展趋势,通过智能手表或其他可穿戴设备,有希望持续监测病人的生理状态。将临床环境中的心电图数据或越来越多的消费者可穿戴设备中的脉搏体积描记法数据与机器学习算法相结合,有可能进行非侵入性、客观的疼痛测量。未来,开发更加便捷准确、功能多样的非侵入性疼痛监测设备是一大发展方向。

2. 个性化治疗方案

在医疗多元化发展的今天,个性化治疗方案是其中的重要热点,针对不同病人提出相应治疗思路从而提高疗效和预后程度。机器学习正在成为个性化疼痛管理的强大工具。机器学习技术为疼痛管理中个性化的数字疗法提供了机会,考虑了用户的特征并提高了模型的可解释性^[29]。在预测病人对于镇痛药物反应的任务中,机器学习技术可以前瞻性地预测药物效果,并回顾性地用于分析某种治疗方法在特定人群中是否有效,从而辅助疾病诊断并提供决策支持。随着技术的发展和数据的积累,机器学习在提高疼痛管理的准确性、有效性和效率方面将会发挥越来越重要的作用。个性化治疗方案不仅可以改善病人的治疗体验,还可以提高医疗资源的利用效率,帮助解决更广泛人群的疼痛问题。

3. 多模态数据与人工智能技术在疼痛机器学习中的应用前景

基于机器学习的多模态数据融合方法在医学中有着逐渐广泛的应用,常见的多模态数据类型包括脑影像学数据、基因组数据、生理数据、行为数据和主观报告数据等。例如,结合病人的病历文本、磁共振影像数据和自我报告的疼痛量表,可以更准确地识别疼痛模式^[30]。集成深度学习与传感器技术,实现对疼痛相关生理信号(如心率变异性、皮肤电导反应等)的实时监测与分析,构建多模态疼痛生物标志物识别系统。结合功能磁共振成像和心电图数据的模型能够更准确地预测疼痛状态。随着数据获取技术的发展,多模态数据逐渐成为疼痛研究的主流,多模态数据融合构建模型是疼痛领域构建机器学习模型的发展趋势。

人工智能技术的进步也在医学领域展现出了广

阔前景。人工智能深度学习等先进的机器学习技术正在推动疼痛医学研究从传统的依赖单一数据源的方式向多模态数据整合的方向发展^[31]。同时,随着人工智能算法的不断优化,模型的可解释性也在逐渐提高,这有助于增强临床工作者对人工智能辅助决策的信任和接受度^[32]。总体而言,人工智能技术为疼痛医学研究和临床应用带来了全新的可能性。事实上,在临床应用层面,人工智能技术已经开始转变疼痛管理的方式,智能疼痛监测系统能够实时分析病人的疼痛强度水平,及时调整治疗方案。

四、小结

机器学习在疼痛医学研究和疼痛管理中展现出了巨大的潜力。尽管疼痛的主观性和复杂性为疼痛医学研究带来了挑战,但神经影像学技术和机器学习算法的结合已经取得了显著进展,为疼痛的客观评估和个体化治疗开拓了新的思路。机器学习与脑影像学技术相结合,揭示了慢性疼痛条件下大脑的结构性和功能性变化,为理解疼痛的神经机制提供了更深入的见解。机器学习算法为识别和分类疼痛生物标志物提供了强大工具,通过分析复杂的生物医学数据,捕捉与疼痛相关的细微模式,为临床诊断和治疗提供了更为精准的支持。未来,随着人工智能技术的进步,跨模态信息的融合将促进完善更全面、准确、稳定的疼痛机器学习模型。利用人工智能分析包括文本、影像和生理信号在内的多模态数据,构建多模态疼痛生物标志物识别系统将成为可能。这不仅能够提升疼痛管理的精准度,还能够实现疼痛监测的实时性和个性化,改善病人的生活质量。尽管如此,机器学习在疼痛医学领域的进一步应用仍需克服技术和社会伦理挑战,持续的科学研究、临床验证和技术创新将是推动该领域发展的关键。

利益冲突声明:作者声明本文无利益冲突。

参 考 文 献

- [1] 宋学军,樊碧发,万有,等. 国际疼痛医学会新版疼痛定义修订简析[J]. 中国疼痛医学杂志, 2020, 26(9):641-644.
- [2] Greener JG, Kandathil SM, Moffat L, *et al.* A guide to machine learning for biologists[J]. Nat Rev Mol Cell Biol, 2022, 23(1):40-55.
- [3] Abdollahi M, Ashouri S, Abedi M, *et al.* Using a motion sensor to categorize nonspecific low back pain patients: a machine learning approach[J]. Sensors, 2020, 20:3600.



- [4] Kelati A, Nigussie E, Ben Dhaou I, *et al.* Real-time classification of pain level using zygomaticus and corrugator EMG features[J]. *Electronics*, 2022, 11(11):1671.
- [5] Fernandez Rojas R, Huang X, Ou KL. A machine learning approach for the identification of a biomarker of human pain using fNIRS[J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1):5645.
- [6] Tighe PJ, Harle CA, Hurley RW, *et al.* Teaching a machine to feel postoperative pain: combining high-dimensional clinical data with machine learning algorithms to forecast acute postoperative pain[J]. *Pain Med*, 2015, 16(7):1386-1401.
- [7] Rogachov A, Cheng JC, Hemington KS, *et al.* Abnormal low-frequency oscillations reflect trait-like pain ratings in chronic pain patients revealed through a machine learning approach[J]. *J Neurosci*, 2018, 38(33):7293-7302.
- [8] Gruss S, Treister R, Werner P, *et al.* Pain intensity recognition rates via biopotential feature patterns with support vector machines[J]. *PLoS One*, 2015, 10(10):e0140330.
- [9] Zhou J, Hong X, Su F, *et al.* Recurrent convolutional neural network regression for continuous pain intensity estimation in video[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2016, Las Vegas, USA:1535-1543.
- [10] Lee JJ, Kim HJ, Čeko M, *et al.* A neuroimaging biomarker for sustained experimental and clinical pain[J]. *Nat Med*, 2021, 27(1):174-182.
- [11] Winslow BD, Kwasinski R, Whirlow K, *et al.* Automatic detection of pain using machine learning[J]. *Front Pain Res (Lausanne)*, 2022, 3:1044518.
- [12] Santana AN, de Santana CN, Montoya P. Chronic pain diagnosis using machine learning, questionnaires, and QST: a sensitivity experiment[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2020, 10(11):958.
- [13] Gudín J, Mavroudi S, Korfiati A, *et al.* Reducing opioid prescriptions by identifying responders on topical analgesic treatment using an individualized medicine and predictive analytics approach[J]. *J Pain Res*, 2020, 13:1255-1266.
- [14] Gaynor SM, Bortsov A, Bair E, *et al.* Phenotypic profile clustering pragmatically identifies diagnostically and mechanistically informative subgroups of chronic pain patients[J]. *Pain*, 2021, 162(5):1528-1538.
- [15] Wilson MW, Richards JS, Klapow JC, *et al.* Cluster analysis and chronic pain: an empirical classification of pain subgroups in a spinal cord injury sample[J]. *Rehabil Psychol*, 2005, 50(4):381-388.
- [16] 计昱岐, 周福庆. 慢性疼痛病人动态疼痛连接组的功能 MRI 研究进展 [J]. *中国疼痛医学杂志*, 2023, 29(1):38-43.
- [17] Ma T, Li ZY, Yu Y, *et al.* Gray matter abnormalities in patients with complex regional pain syndrome: a systematic review and meta-analysis of voxel-based morphometry studies[J]. *Brain Sci*, 2022, 12(8):1115.
- [18] Obermann M, Rodriguez-Raecke R, Naegel S, *et al.* Gray matter volume reduction reflects chronic pain in trigeminal neuralgia[J]. *Neuroimage*, 2013, 74:352-358.
- [19] Lieberman G, Shpaner M, Watts R, *et al.* White matter involvement in chronic musculoskeletal pain[J]. *J Pain*, 2014, 15(11):1110-1119.
- [20] Boissoneault J, Sevel L, Letzen J, *et al.* Biomarkers for musculoskeletal pain conditions: use of brain imaging and machine learning[J]. *Curr Rheumatol Rep*, 2017, 19(1):5.
- [21] Rockholt MM, Kenefati G, Doan LV, *et al.* In search of a composite biomarker for chronic pain by way of EEG and machine learning: where do we currently stand? [J]. *Front Neurosci*, 2023, 17:1186418.
- [22] Lee J, Mawla I, Kim J, *et al.* Machine learning-based prediction of clinical pain using multimodal neuroimaging and autonomic metrics[J]. *Pain*, 2019, 160(3):550-560.
- [23] Ashina M, Terwindt GM, Al-Karaghali MA, *et al.* 郭雪娇 (译). 偏头痛: 疾病特征、生物标志物和精准医疗 [J]. *中国疼痛医学杂志*, 2023, 29(8):561-564.
- [24] Gozzi N, Preatoni G, Ciotti F, *et al.* Unraveling the physiological and psychosocial signatures of pain by machine learning[J]. *Med*, 2024, 5(12):1495-1509.e5.
- [25] Shirvalkar P, Prosky J, Chin G, *et al.* First-in-human prediction of chronic pain state using intracranial neural biomarkers[J]. *Nat Neurosci*, 2023, 26(6):1090-1099.
- [26] Mwangi B, Tian TS, Soares JC. A review of feature reduction techniques in neuroimaging[J]. *Neuroinformatics*, 2014, 12(2):229-244.
- [27] Ribeiro MT, Singh S, Guestrin C. "Why should I trust you?": explaining the predictions of any classifier[C/OL]. *ACM*, 2016.
- [28] 曾萍, 黄炳生, 肖礼祖, 等. 基于功能磁共振和机器学习的疼痛神经标志研究进展 [J]. *中国疼痛医学杂志*, 2018, 24(4):281-287.
- [29] Fundoiano-Hershcovitz Y, Pollak K, Goldstein P. Personalizing digital pain management with adapted machine learning approach[J]. *Pain Rep*, 2023, 8(2):e1065.
- [30] Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, *et al.* A guide to deep learning in healthcare[J]. *Nat Med*, 2019, 25(1):24-29.
- [31] Nagireddi JN, Vyas AK, Sanapati MR, *et al.* The analysis of pain research through the lens of artificial intelligence and machine learning[J]. *Pain Physician*, 2022, 25(2):E211-E243.
- [32] Ali S, Akhlaq F, Imran AS, *et al.* The enlightening role of explainable artificial intelligence in medical & healthcare domains: a systematic literature review[J]. *Comput Biol Med*, 2023, 166:107555.